

テーマ番号	EP166			
プロジェクト テーマ	和文	深層学習に基づく森林境界の明確化支援技術に関する研究	指導教員	長田 茂美 教授
	英文	Research on the Visualization Technology of Forest Boundary Based on Deep Learning		
プロジェクト メンバー	4EP1-30 津崎 まどか (Madoka Tsuzaki)			

Abstract 近年、森林所有者の高齢化や離村等の要因から、森林が放置され、深刻な荒廃化が進行している。このような状況において、間伐等の森林整備を推進するには、効率的な森林境界の明確化が必要となる。当研究室では、森林境界の明確化の前提となる重要な要素技術の一つとして、ドローン等の小型無人飛行機(UAV, Unmanned Aerial Vehicle)により取得した森林の航空写真(オルソ画像)から、深層学習および画像処理の技術を活用して、森林を構成する主要な樹種の判別、林相界の検出を高精度に実現できるシステムを提案した。本研究では、この提案システムの樹種判別精度の向上を目指して、「樹種判別」過程における新たな学習データセットの構築手法を提案するとともに、実データを用いた評価実験により、その有用性を確認した。

Keywords forest boundary detection, visualization, tree species discrimination, deep learning, AlexNet, aerial photography, UAV.

1. まえがき

間伐等の森林整備を推進するには、森林境界の明確化が必要であり、対象となる森林の位置や面積等を正確に把握しなければならない。しかし、近年では、森林所有者の高齢化や離村が進み、森林が放置されたまま、荒廃化していく傾向が顕著となっており、早急な対応が求められている。そのため、自治体や森林組合が森林境界の明確化事業に取り組んでおり、この森林境界の明確化に貢献できる明確化支援技術に大きな期待が寄せられている。

当研究室では、昨年度に、森林境界の明確化の前提となる重要な要素技術の一つとして、ドローン等の UAV により取得した森林の航空写真(オルソ画像)から森林を構成する主要な樹種を判別し、さらに、林相界(森林境界候補)を抽出する森林境界の明確化支援システムを提案した^[1]。本研究では、この提案システムにおける「樹種判別」過程のための新たな学習データセットの構築手法を提案し、さらなる樹種判別精度の向上を目指す。

2. システム概要

図 1 に、当研究室で提案する森林境界の明確化支援システムを示す。まず、森林のオルソ画像から、局所矩形領域ごとに樹種判別を行い、その結果を統合することによって、同一樹種から構成される樹種領域を、さらには、異なる樹種領域間の林相界(森林境界候補)を抽出するという処理の流れになっている。

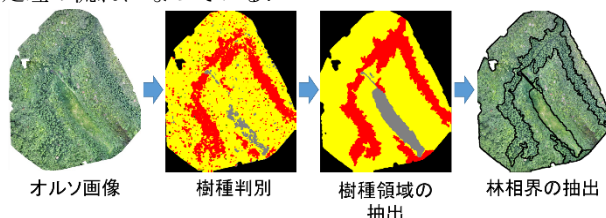


図 1 システムの概要
Fig.1 Overview of the system.

樹種判別

「樹種判別」では、森林のオルソ画像における局所矩形領域内の樹木が、どの樹種であるかを推測する。図 2 に、樹種判別の処理の流れを示す。ここでは、処理対象となるオルソ画像を 128×128 pixel の矩形領域単位で、その矩形領域画像と“スギ”、“ヒノキ”、“他樹種(広葉樹他)”、“樹種以外”の 4 種類のカテゴリとの対応関係を学習させておいた AlexNet^[2]と呼ばれる畳み込みニューラルネットワ

ーク(CNN, Convolutional Neural Network)に入力し、その矩形領域内の対象を 4 種類のカテゴリに判別する。また、樹種判別結果は、樹種判別カラーマップとして出力し、樹種判別結果を可視化する。図 3 に、AlexNet の構造を示す。

樹種領域の抽出

「樹種領域の抽出」では、同一樹種の領域を抽出するために、樹種判別結果のカラーマップに散在する誤判別や単木樹木の判別箇所等の微細構造を除去し、樹種領域を抽出する。これは、樹種判別カラーマップにクロージング・オープニング処理を施すことで実現している。

林相界の抽出

「林相界の抽出」では、樹種判別カラーマップにエッジ抽出を施すことで、異なる樹種の領域間に存在する林相界(森林境界候補)を抽出する。



図 2 樹種判別の処理手順

Fig.2 Processing flow of the tree species discrimination.



図 3 AlexNet の構造

Fig.3 The structure of AlexNet.

3. 「樹種判別」精度向上に向けたアプローチ

一般に、ニューラルネットワークを分類問題に適用する際には、1) 学習データがカテゴリごとのバリエーションを広くカバーしているか、2) カテゴリごとの学習データ数に極端な偏りがないか等を考慮する必要がある。あるカテゴリの学習データ数が、他のカテゴリの学習データ数よりも極端に少なければ、ニューラルネットワークは学習データの少ないカテゴリの特徴を十分に捉えきれず、学習データ数の多いカテゴリに誤分類する可能性が増す。表 1 に示すように、昨年度に実施した評価実験でも、学習データ数が多いカテゴリ(例えば、4, 216 枚の“スギ”)の再現率に較べて、学習データ数が少ないカテゴリ(例えば、167～1, 837 枚の“ヒノキ”)の再現率は著しく低下している^[1]。

なお、表1の評価実験Ⅰは、データ拡張なしの再現率、評価実験Ⅱ、Ⅲは、各々、ガンマ補正、画像の回転によるデータ拡張を行った後の再現率を示す。

こういった学習データセットの構築上の課題を解決し、「樹種判別」の精度向上を図るために、ニューラルネットワークの学習に適した新たな学習データセットの構築手法を提案する。具体的には、カテゴリごとの多様なバリエーションをもつ学習データを取得する機能と、そのデータの中から可能な限りすべてのバリエーションを保持したままの典型的なデータ群を学習データとして選択する機能からなる学習データセットの構築手法を提案し、当研究室で提案する森林境界の明確化支援システムに導入した。なお、提案システムでは、オルソ画像の画素ごとの教師データとなる正解カテゴリ名(樹種名)は、図6(b)に示す正解カラーマップとして与えている。

学習データ取得

正解カラーマップを128×128 pixelの局所矩形領域単位で走査することにより、同一カラーのみからなる局所矩形領域に対応するオルソ画像をすべて学習データとして自動的に抽出する。

学習データ選択

カテゴリごとの学習データ数の偏りをなくすために、カテゴリごとに選択する学習データ数をk個に統一し、k-means法を用いて、学習データの取得機能により取得した学習データ候補の中から可能な限り多様なバリエーションをもつk個の学習データを自動的に選択する。

4. システム評価

今回提案した学習データセットの構築手法の有用性を確認するために、樹種カテゴリが既知のオルソ画像5枚(学習用:3枚、テスト用:2枚)を使用し、“スギ”、“ヒノキ”、“他樹種(広葉樹)”、“樹種以外”の4種類に判別する評価実験Ⅰを行った。評価実験Ⅰでは、3枚の学習用のオルソ画像を用い、k=600枚として学習データの選択を行って、AlexNetに局所矩形画像と上記4種類のカテゴリとの関係をカラー画像で学習させた後、2枚のテスト用のオルソ画像を用い、4種類のカテゴリへの判別を試みた。

表2のⅠに、テスト用のオルソ画像に対する再現率を、図6(a)、(b)に、テスト用のオルソ画像と正解となる樹種の樹種領域を表した正解カラーマップの一例、図6(c)に、樹種判別カラーマップを示す。また、表2のⅡに、図4に示すガンマ補正によるデータ拡張を行って6,600枚の学習データを用いた場合の再現率を、表2のⅢに、図5に示す回転画像によるデータ拡張を行って2,400枚の学習データを用いた場合の再現率を示す。

表1および表2から、カテゴリごとの学習データ数kを統一することにより、極端に学習データ数が少なかった“ヒノキ”の再現率を向上でき、また、kを大きくすることにより、再現率の向上が確認できた。その結果、本研究で提案した新たな学習データセットの構築手法の有用性、さらには、それらを導入した提案システムの有用性を確認できた。

表1 評価実験結果(2017)

Table 1 Result of evaluation experiment (2017).

	I	II	III
カテゴリ名	再現率	再現率	再現率
スギ	79.5%	74.6%	61.4%
ヒノキ	2.1%	6.9%	4.8%
他樹種	23.7%	42.9%	73.2%
樹種以外	65.8%	67.7%	51.4%
全体	40.2%	49.4%	59.5%

表2 評価実験結果(2018)

Table 2 Result of evaluation experiment (2018).

	I	II	III
使用枚数	600枚	6600枚	2400枚
カテゴリ名	再現率	再現率	再現率
スギ	62.5%	62.7%	72.6%
ヒノキ	57.7%	49.5%	65.1%
他樹種	41.2%	29.8%	43.0%
樹種以外	67.3%	64.6%	61.0%
全体	57.2%	51.6%	60.4%



図4 ガンマ補正による明るさ変更画像の一例

Fig.4 Images changed brightness by gamma correction.

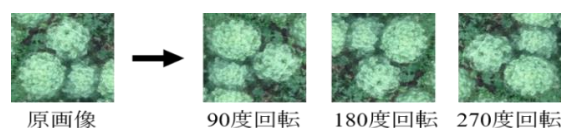


図5 90度ずつ回転させた画像の一例

Fig.5 Images rotated by 90 degrees.

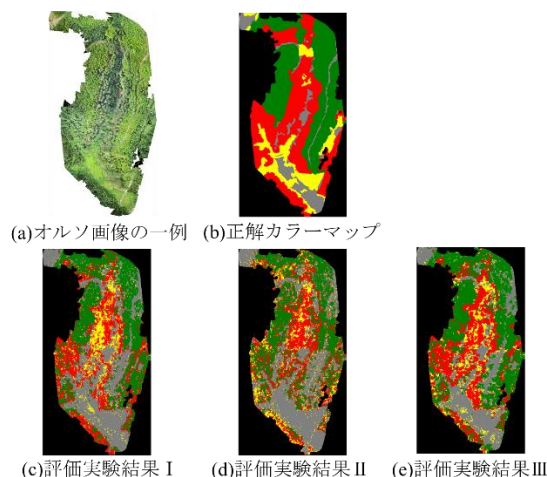


図6 正解と樹種判別結果のカラーマップの一例

Fig.6 Correct color map and discrimination result.

5. むすび

本研究では、森林境界の明確化支援システムにおける樹種判別精度の向上を目指して、新たな学習データセットの構築手法を提案するとともに、実データを用いた評価実験により、その有用性を確認した。今後も、さらなる精度向上を図り、実用的なシステムへと発展させていく予定である。なお、本研究は農研機構生研支援センター「イノベーション創出強化研究推進事業」の支援を受けて行ったものである。関係各位に感謝いたします。

参考文献

- [1] 須貝勇希, 川崎邦将, 松井康浩, 長田茂美, 矢田豊, “深層学習に基づく森林境界の「見える化」技術に関する研究,” 第7回中部森林学会大会, 506, 2017.
- [2] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Geoffrey E. Hinton, “ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks,” NIPS, Vol. 25, 2012.